

以群集分析加強 van Genuchten 模式參數推估之研究

林俐玲^[1] 陳威竹^{[1]*} 林可薇^[1] 曹舜評^[2]

摘 要 本研究旨在提升以連續土壤轉換函數 (Continuous PTFs) 預測 van Genuchten 模式 (vG-Model) 參數之能力。本研究針對中質地土壤進行分析，為解決三角質地圖界線上質地界定之模糊地帶，運用 K-Means 群集分析法依據粒徑分布範圍做分類，取代依質地做分組。利用複線性迴歸分析發展分組前後之模式比較，結果顯示於參數 α 之預測，分組模式確實能提升整體預測力，而參數 n 之預測，分組模式則未能精進預測能力；另發現黏粒含量 (C) 對於 n 值具有一定影響性，整體預測力與 n 值本身具有不確定性有關。本研究進一步與國內以區域性發展之 Continuous PTFs 比較，結果仍以粒徑分布範圍分組之模式預測力較佳，更印證模式發展前土樣分類之必要性。

關鍵詞：土壤轉換函數、van Genuchten 模式、K-Means 群集分析、複線性迴歸分析。

A Study of Using Cluster Analysis to Improve Parameters Prediction of van Genuchten Model

Li-Ling Lin^[1] Wei-Chu Chen^{[1]*} Ke-Wei Lin^[2] Shun-Ping Tsao^[2]

ABSTRACT The purpose of this study is improving the ability of Continuous PTFs used to predict the parameters of van Genuchten model. This study focused on medium-texture soils. For solving the fuzzy area on a triangular texture figure, K-Means cluster analysis was used to classify samples according to particle size distribution rather than texture. Multiple linear regression was used to develop models which included all samples and classified samples. The result showed that the classified models could improve the prediction in parameter α , however, they could do so in parameter n . Observation of each model revealed that the parameter n was affected by clay content. This study further compared continuous PTFs which were developed according to region, and the result showed that the models which were developed based on particle size distribution had better prediction. We also proved that classifying samples is necessary before developing a model.

Key Words : Pedotransfer functions, van Genuchten model, K-Means cluster analysis, Multiple linear regression.

一、前 言

土壤水力特性為農業灌溉、水資源管理、溶質傳輸與土壤沖蝕等相關研究重要一環，而土壤水分特性

曲線 (soil water characteristic curves, SWCC) 更為土壤水力特性之基礎。所謂 SWCC 即為基質勢能與土壤水分含量之函數關係繪製之曲線，不同土壤皆有其專屬之曲線形狀，可視為土壤的指紋 (Cornelis et al.,

[1] 國立中興大學水土保持學系

Department of Soil and Water Conservation, National Chung Hsing University, Taichung, Taiwan.

[2] 華梵大學環境與防災設計學系

Department of Environmental and Hazards-Resistant Design, Huaan University, Taiwan.

* Corresponding Author. E-mail : willy19881212@hotmail.com

2001), 傳統獲得曲線之方法多採用費時且繁瑣之壓力鍋試驗, 為了更快速取得 SWCC, 進而發展以模式描述曲線之方法, 其中又以 van Genuchten (1980) 提出之半經驗半物理模式 (後簡稱 vG-Model), 被公認為現今可靠度與靈活度最高之模式, 如公式 (1) 所示。式中兩參數 α 與 n 為影響曲線形狀之經驗參數, m 值經由反覆試驗之結果, 以 $m=1-1/n$ 能獲得最簡便之結果, 但兩參數尚須實測之壓力鍋試驗數據進行擬合而得, 因此, 即有部分學者嘗試藉由較容易量測之土壤基本特性, 經由模式轉換後獲得土壤水力性質, 此種模式稱為 pedotransfer functions, (PTFs) 即現在所知的土壤轉換函數 (Bouma and van Lanen, 1987)。

$$S_e = \frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} = \frac{1}{[1 + (\alpha \cdot h)^n]^m} \quad (1)$$

其中 θ_s 為飽和水分含量, θ_r 為殘餘水分含量, h 為基質勢能, α 與 n 為模式經驗參數。

PTFs 之應用有多種不同方式, 依據需要之條件與方式可分成三個組群 (Cornelis et al., 2001), 如表 1 所示, 而對於預測方程式參數之 PTFs, Wösten et al. (1995) 將其細分為 Class PTFs (分組土壤轉換函數) 與 Continuous PTFs (連續土壤轉換函數), Class PTFs 係將土壤以質地或土壤學分類 (表土或底土), 並推求每一質地群之平均水力性質作為該群內所有土樣之水力性質, 此方式之優點為簡單且快速, 缺點為以平均值做呈現較顯粗略; Continuous PTFs 係指由直接量測之土壤基本性質, 推求其水力性質或參數之迴歸式, 雖無 Class PTFs 之快速性, 但能明確知道每個土樣之水力性質。

國內近年來亦開始著重於運用 Continuous PTFs 預測 vG-Model 參數, 進而獲得 SWCC (洪靖惠, 2008; 吳晟哲, 2010; 林明毅, 2011), 推估模式之效果皆不錯, 但於預測上卻稍有不足, 主要原因為土壤水分特

性受環境之影響很大, 於一定範圍內之基質勢能下, 水分含量會因基本性質之差異而有所不同, 使其表現出不同之曲線特性 (Cuenca et al., 1996)。

因此, 為獲得更佳之模式, Saxton and Rawls (2006) 認為發展 PTFs 前應考慮典型土壤基本性質之範圍, 並將範圍外之值剔除, 以增加模式之準確性; Merdun (2006)、Matula et al. (2007) 於研究中指出相同質地土壤發展之 PTFs, 具有較精準之模式推估與預測效果; Wösten et al. (1999)、Cornelis et al. (2001) 研究結論中皆特別強調, 以區域性發展之 PTFs 其表現效果較好。

綜合上述之觀點, 本研究經由土樣之篩選, 以群集分析 (cluster analysis) 界定砂粒與黏粒含量之粒徑分布範圍, 作為分組之依據, 期望藉由分組之動作能更精進模式對於 vG-Model 參數之預測效果。

二、研究材料與方法

1. 研究材料

本研究選用之土樣以台灣最豐富之中質地土壤為主, 分布範圍包含桃園縣、新竹縣、苗栗縣、台中市與南投縣五縣市, 共 95 筆土樣。Saxton and Rawls (2006) 界定典型土壤總體密度範圍為 $1.0\text{g/cm}^3 \sim 1.8\text{g/cm}^3$, 有機質含量應小於 8%。本研究參考其方法, 將範圍外之土樣剔除後, 共 65 筆資料, 土壤質地包括壤質砂土、砂質壤土、壤土與粉質壤土, 隨機選取 14 筆作為驗證組, 剩餘 51 筆為發展模式之實驗組, 土壤質地分布情形如圖 1 所示。

2. 研究方法

藉由廣泛蒐集之國內外文獻與土樣之篩選後, 分為實驗與分析兩部分。實驗部分分為土壤基本性質分析與壓力鍋排水試驗, 基本性質分析項目包含水分係

表 1 PTFs 分類

Table 1 Classifications of PTFs

目的	方式	文獻
預測 (推估) 特定基質吸力下之土壤水分含量	1. 複線性迴歸分析	Pidgeon, 1972; Gupta and Larson, 1979; Rawls and Brakensiek, 1982; Saxton et al, 1986; Batjes, 1996; van den Berg et al., 1997; Sutor and Štekauerova, 2000.
	2. 類神經網路分析	Pachepsky et al., 1996.
預測 (推估) 方程式參數 (如 BC-Model 與 vG-Model)	1. 複線性迴歸分析	Rawls and Brakensiek, 1985; Saxton et al., 1986; Vereecken et al., 1989; Scheinost et al., 1997; van den Berg et al., 1997; Wösten et al., 1998; Minasny et al., 1999; Wösten et al., 1999.
	2. 類神經網路分析	Pachepsky et al., 1996; Schaap and Leij, 1998; Minasny et al., 1999
研究土壤水分保持現象	1. 物理概念模式	Arya and Paris, 1981; Haverkamp and Parlange, 1986.
	2. 碎形數學及尺度相似性	Tyler and Wheatcraft, 1989; Comegna et al., 1998.

數、顆粒密度、總體密度、粒徑分布與有機質含量，共五項；壓力鍋排水試驗經由不斷測試之結果，張力愈低所需水分平衡天數愈多，約為 2~3 天，而高張力之平衡天數則可調降至 1 天，本研究選用之張力水頭高與平衡天數分別為 336.6cmH₂O 與 1020cmH₂O (3 天)、2040cmH₂O (2 天)、4080 cmH₂O、8160cmH₂O 與 12240cmH₂O (1 天)，共六筆對應之水分含量，並以孔隙率取代基質勢能為零時之飽和水分含量 θ_s ，如公式 (2) 所示，以風乾土水分含量代替殘餘水分含量，將每一土樣之八筆水分資料帶入 vG-Model 擬合器，獲得擬合之參數，作為後續迴歸分析之應變數。

$$f = \theta_s$$

$$= 1 - \frac{\rho_b}{\rho_s} \times 100\% \quad (2)$$

其中 f 為孔隙率 (%) 係指孔隙被水分填滿時視為土體達飽和， ρ_b 為總體密度 (g/cm³)， ρ_s 為顆粒密度 (g/cm³)。

分析部分為運用 SPSS 12.0 中文視窗版進行群集分析與模式之發展。本研究採用可自訂組數之 K-Means 群集分析法進行分類之動作，並以砂粒與黏粒含量為分組依據；模式之發展則是運用複線性迴歸分析，所謂複線性迴歸系指一應變數與一個以上之因變數間，存在之線性關係，如公式 (3) 所示。

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i$$

$$= 1 - \frac{\rho_b}{\rho_s} \times 100\% \quad (3)$$

其中 Y 為應變數 (參數 α 與 n)，為 X_i 為因變數 (土壤基本性質)， β_0 為常數項， β_i 為迴歸係數。決策流程如下：

(1) 因變數選擇

彙整前人研究，選用使用頻率最高之基本性質，包含砂 (Sa)、粉 (S) 與黏粒 (C) 含量、總體密度 (BD)、有機質含量 (OM)、孔隙率 (f) 與田間容水量 (FC)。選定因變數後須檢定是否有重合性之問題，使用變異膨脹因子 (variance inflation factors，簡稱 VIF) 與相關性分析之結果進行判別，VIF 公式如公式 (4) 所示。VIF 若大於 10 則表示 R_i 高達 0.9 以上，亦即該變數與其他變數具有高度線性關係，故以 $VIF > 10$ 做為判斷之基準。

$$VIF = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (4)$$

其中 VIF 為變異膨脹因子， R_i^2 為第 i 個因變數與其他因變數進行迴歸之判定係數。

(2) 迴歸分析

SPSS 內建之迴歸分析方法包括向前法、向後法、強迫進入法與逐步迴歸法。本研究選用以顯著性進行挑選變數組合之逐步迴歸法，係因其挑選出之變項相對於其他方法少，但卻能達不錯之解釋能力。為了增進模式之解釋力，除未轉換之變數代入分析外，尚使用變數轉換以期能獲得更佳之模式，變數轉換如表 2 所示。

(3) 迴歸式解釋力

本研究使用調整後判定係數 (adjust R^2) 作為判斷模式解釋力之方法。其原理似判定係數 (R^2)，但不會因迴歸式之變數項增加而改變其值，故選用之。adjust R^2 計算方式如公式 (5) 所示 (Devore and Berk, 2012)。

$$adjust R^2 = 1 - \frac{s^2 - (n-1)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

其中 s^2 為殘差均方， n 為資料點數， y_i 為實測資料， \bar{y} 為平均值。

(4) 模式驗證

模式之驗證運用均方根誤差 (root mean square error, RMSE) 與無偏估線點位分佈情形，比較三組模式 (不分組與兩組分組模式) 整體之參數預測力。RMSE 計算方式如公式 (6) 所示 (Devore and Berk, 2012)。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

式中符號意義與公式 5 相同，其中 \hat{y}_i 為預測值。

三、結果與討論

1. 壓力鍋試驗參數擬合

將每一土樣八筆張力值與對應之水分含量代入 vG-Model 擬合器獲得參數 α 與 n ，實驗組與驗證組參數統計範圍，如表 3 所示，由擬合之結果繪製 SWCC，如圖 1 所示，擬合曲線與實測值相當吻合，其統計檢定亦有達 5% 之顯著水準，表示其結果具有代表性。

2. K-Means 群集分析

本研究依砂粒 (Sa) 與黏粒 (C) 作為實驗組分類之基準, 並將驗證組分至所屬之粒徑分布範圍, 分組土樣粒徑分布統計資料如表 4 所示。Class1 粒徑範圍砂粒含量為 22.2%至 52.2%, 黏粒含量為 1.67%至 22.59%, 屬中偏細質地土壤; Class2 砂粒含量範圍為 54.08%至 81.63%, 黏粒含量為 1.67%至 12.9%, 屬中偏粗質地土壤。驗證組之分組結果顯示每組皆有七筆驗證資料, 其粒徑含量皆於所屬之實驗組範圍內。分組土樣質地分布情形圖 (圖 2) 顯示群集分析明確的將土樣劃分至所屬之群組, 能避免三角質地圖界線質地判釋之問題, 亦賦予土樣具有數學意義之分類, 並將 4 種質地簡化為 2 組群, 有效降低分類數。

3. 連續土壤轉換函數

本研究於進行迴歸分析前, 藉由計算 VIF 值與相關性分析檢定選定之七項因變數是否存有重合性, VIF 計算結果如表 5 所示, 由表中發現可能具有重合性之變數, 不分組 (後續簡稱 All) 與 Class1 模式為 Sa、S 與 C, 而 Class2 除了上述三變數外, 尚有 BD 與 f 之 VIF 值大於 10。

表 2 變數轉換表

Table 2 Variables transformation

應變數	轉換	因變數	轉換
α	$\ln(\alpha)$	由重合性檢定篩選之變數。	平方、開根號、倒數、
n	$\ln(n)$ 、 $\ln(n-1)$		倒數平方、兩兩相乘、自然對數。

表 3 水分特性曲線參數

Table 3 Parameters of water characteristic curves

	參數 α (cm^{-1})	參數 n	個數
實驗組	0.001—0.06	1.097—1.999	51
驗證組	0.0012—0.06	1.1386—1.2669	14

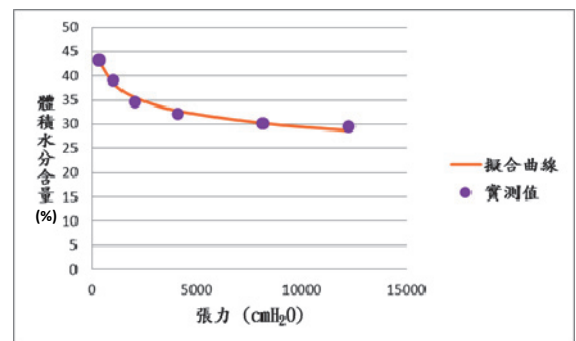
表 4 分組土樣粒徑分布統計資料

Table 4 Statistics of particle size distribution of classified samples

統計項目	Class1				Class2			
	實驗組		驗證組		實驗組		驗證組	
	Sa(%)	C(%)	Sa(%)	C(%)	Sa(%)	C(%)	Sa(%)	C(%)
min	22.2	1.67	32.58	5.63	54.08	1.67	56.45	1.67
max	52.2	22.59	50.2	20.53	81.63	12.9	79.87	11.69
總數	25	25	7	7	26	26	7	7

進一步以相關性分析對 VIF 大於 10 之變數做探討, 如表 6 所示, 以符號標注之變數表示其相關性達 5%之顯著水準 (○表示未分組, ●表示 Class1, △表示 Class2), 模式三變數彼此皆具有顯著相關, 逐一排除可能具有重合性之變數, 發現剔除 Sa 與 S 其一即能使所有變數 VIF 皆小於 10, 故判定兩變數有重合性; Class1 由表 6 中可知只有 Sa 與 S 具有顯著相關, 排除其一亦能使所有變數 VIF 值小於 10, 故亦判定兩變數具有重合性; Class2 由相關性分析之結果可判定 Sa 應予以剔除, 因其同時與 S 及 C 有顯著相關, 且排除 Sa 後即可使 S 與 C 之 VIF 落於標準內, 而 BD 與 f 亦是刪除其一皆能使其他變數 VIF 值於 10 以內, 亦判定兩者具有重合性。

由重合性判斷之結果, 於後續進行逐步迴歸分析時, 將依變數組合分組發展模式, 並挑選 adjust R^2 最高之模式作為該組之代表, 變數組合如表 7 所示。依據表 7 變數組合再加入其變數轉換作為因變數, 以參數 α 、 n 與其轉換之值作為應變數, 進行逐步迴歸分析, 選取之模式其複線性迴歸分析結果如表 8 所示。



註：對應之 α 及 n 值在後面成果之表格

圖 1 拟合之水分特性曲線 (尖石-玉峰4)

Fig.1 Fitting soil water characteristic curves

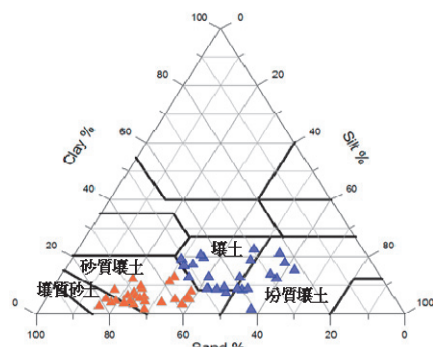


圖 2 土壤三角質地分布圖

Fig.2 Distribution of textural triangle

觀察表 8，All 模式之參數 α 與 n 以變數轉換後之 $\ln(\alpha)$ 與 $\ln(n)$ 為最佳模式，adjust R^2 分別為 0.826 與 0.410；Class1 亦為 $\ln(\alpha)$ 與 $\ln(n)$ 為最佳模式，adjust R^2 分別為 0.824 與 0.580；Class2 模式則以 $\ln(\alpha)$ 與 $\ln(n-1)$ 有最高之 adjust R^2 ，分別為 0.766 與 0.764。整體而言，參數 α 之模式因變數項約 2 至 4 項，解釋力皆可達 8 成左右，表示不須複雜冗長之式子，亦能達到不錯之解釋力，而參數 n 之 adjust R^2 範圍為 0.4 至 0.77，顯示其解釋力尚待加強。

4. 模式驗證與比較

將驗證組依照粒徑之分類分為兩類後，每一類之土壤物理性質分別代入整體模式及該類之模式中，以 RMSE 與無偏估線點位分布情形進行預測力比較，其中參數 n 以 $\ln(n)$ 進行計算與比較，RMSE 計算結果如表 9 與表 10 所示，無偏估線圖如圖 3 與圖 4 所示。比較結果下所述：

表 5 變數 VIF 計算結果

Table 5 Values of VIF calculated from independent variables

項目	Sa	S	C	BD	OM	f	FC
VIF – All	818,488	531,549	97,781	8.03	2.00	7.52	1.68
VIF – Class1	38,746,683	38,156,271	12,763,049	7.88	2.40	6.97	1.51
VIF – Class2	99,314	84,246	14,394	16.42	2.10	15.97	1.77

Sa:砂粒含量，S:粉粒含量，C:黏粒含量，BD:總體密度，OM:有機質含量，f:孔隙率，FC:田間含水量

表 8 複線性迴歸分析結果

Table 8 The result of multiple liner regression

vG-Model參數與基本性質迴歸式		adjust R2
All		
$\ln(\alpha)=-3.2110-0.1871 \cdot (BD \cdot FC)-1423.24 \cdot FC^{-2}+0.14523 \cdot (BD \cdot f)-0.1525 \cdot OM^{-2}$		0.826
$\ln(n)=-0.0605+407.7189 \cdot f^{-2}+0.0227 \cdot OM^{-2}+0.00013 \cdot (Sa \cdot C)$		0.410
Class1		
$\ln(\alpha)=-4.3389-0.1572 \cdot (BD \cdot FC)+0.1259 \cdot (BD \cdot f)-0.2197 \cdot OM^{-2}$		0.824
$\ln(n)=-0.1049+0.0272 \cdot OM^{-2}+437.1857 \cdot f^{-2}+0.00052 \cdot (C \cdot FC)$		0.580
Class2		
$\ln(\alpha)=-5.6336-0.0058 \cdot FC^2+0.0052 \cdot (f \cdot FC)$		0.766
$\ln(n-1)=8.6704+5.1255 \cdot BD^2+850.0738 \cdot FC^{-2}-16.5089 \cdot BD+0.01316 \cdot (BD \cdot FC)+0.4315 \cdot (C \cdot BD)-0.5646 \cdot C$		0.764

註：式中 FC、OM 不得為零

(1) $\ln(\alpha)$ 之比較與探討：表 9 之 RMSE 計算結果分組模式分別為 0.1296 與 0.3715，對應之 All 模式為 0.2261 與 0.3932，皆顯示分組後預測誤差呈現降低之情形，而無偏估線點位分布（圖 3），Class1 明顯較 All 模式集中，而 Class2 點位均勻分布於線之兩側，對應之 All 模式則是有整體低估趨勢，上述結果顯示，於參數 α 之預測，分組模式確實能提升模式之預測力。

表 6 變數相關性分析結果

Table 6 The correlation matrix of independent variables

Sa						
S	○●△					
C	○	△	○			
BD						
f					△	

○表示未分組，●表示 Class1，△表示 Class2

表 7 模式之變數組合

Table 7 Compositions of independent variables in models

組群	第一組	第二組
All	包含Sa排除S。	包含S排除Sa。
Class1	包含Sa排除S。	包含S排除Sa。
Class2	排除Sa排除f包含BD。	排除Sa排除BD包含f。

觀察分組前後之模式發現其內皆含有變數孔隙率 (f) 與田間容水量 (FC)，表示兩變數與參數 α 應具有關聯，而若將 f 與 FC 之差值 (又稱土壤重力水) 與對應之 $\ln(\alpha)$ 繪製成散布圖 (如圖 5 所示)，其趨勢線之判定係數 (R^2) 可達 0.696，表示重力水與 $\ln(\alpha)$ 具有線性相關。

- (2) $\ln(n)$ 之比較與探討：由 RMSE 之計算結果 (如表 10 所示)，皆顯示分組模式並未能降低預測之誤差 (分組前後 RMSE 分別為 0.0231 與 0.0259、0.039 與 0.048)，而圖 4 無偏估線點位分布亦顯示分組模式點位不集中之情形，整體而言，分組後模式預測力不佳。

觀察三組模式可知式中皆包含變數黏粒含量 (C)，而預測值與擬合值 (表 10 所示) 於每一分組模式皆有特定幾個點位預測相當良好 (粗體字之點位)，進而探討其基本性質，發現其中屬 Class1 之點位 C 值皆大於 8%，屬 Class2 則為 C 值小於 8%，且 Class1 實驗組僅有 2 筆土樣為 C 值小於 8%，Class2 實驗組亦只有 5 筆土樣 C 值大於 8%，因此，將 Class1 視為預測 C 值大於 8% 之參數 n 模式，而 Class2 為預測 C 值小於 8% 之

模式，並重新將驗證組依 C 值 8% 為界線，重新分配至分組模式進行驗證與比較，結果於下段詳述。

將驗證組依黏粒含量 (C 值)8% 為分界重新分組，原屬於 Claas1 之尖石-平論文、尖石-鎮西堡與復興-三光 2，因 C 值小於 8% 而歸於 Class2，原屬 Claas2 之大溪-滴仔溝與復興-三民-1，則因 C 值大於 8% 而歸於 Class1，分組後 Class1 (C 值 > 8%) 與 Class2 (C 值 < 8%) 驗證組土樣數分別為 6 筆與 8 筆，並將其代入所屬之模式進行比較，RMSE 計算結果與無偏估點位分布情形如表 11 與圖 6 所示。Class1 (C 值大於 8%) 模式之 RMSE 為 0.0192，遠小於 All 之 0.0320，大幅降低預測之誤差，由圖 6 亦可觀察出分組模式點位分布相當均勻且集中，表示於 C 值大於 8% 時，分組模式預測力確實有提升之效果；Class2 由 RMSE 計算結果顯示其預測力略低於 All 模式 (RMSE 分別為 0.0344 與 0.0321)，無偏估線 (圖 6) 呈現分組模式集中度較不佳，故黏粒含量相對較低之中質地土壤，分組模式無明顯增加預測力之作用。綜合上述之結果，於參數 n 之預測，分組後之模式是否對模式有益仍無法確定，(在本研究中已確定不佳，但仍值得探討) 可能與參數 n

表 9 $\ln(\alpha)$ 之 RMSE 計算結果

Table 9 Values of RMSE calculated from $\ln(\alpha)$

土樣名稱	ALL		Class1	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
尖石-玉峰4	-5.7393	-5.4037	-5.5930	-5.4037
尖石-平論文	-5.2581	-5.3602	-5.2179	-5.3602
尖石-司馬庫斯	-5.4282	-5.4968	-5.4650	-5.4968
尖石-錦路	-4.8500	-4.9477	-4.9856	-4.9477
尖石-鎮西堡	-4.2264	-4.0118	-3.9843	-4.0118
復興-三光2	-5.2277	-4.9199	-5.0726	-4.9199
復興-高坡	-2.9497	-3.1190	-2.9839	-3.1190
RMSE	0.2261		0.1296	

土樣名稱	ALL		Class2	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
大溪-滴仔溝	-6.6467	-6.7254	-6.4144	-6.7254
苗栗-武榮村1	-3.2159	-3.6929	-3.7344	-3.6929
南投-坪林	-2.7547	-2.8134	-3.1650	-2.8134
南投-集集1	-2.9308	-3.3467	-2.9025	-3.3467
復興-上巴陵2	-4.7321	-4.7677	-5.0533	-4.7677
復興-三民1	-3.6318	-4.3200	-3.8101	-4.3200
復興-高義	-3.4871	-3.6929	-3.4337	-3.6929
RMSE	0.3932		0.3715	

表 10 $\ln(n)$ 之 RMSE 計算結果

Table 10 Values of RMSE calculated from $\ln(n)$

土樣名稱	ALL		Class1	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
尖石-玉峰4	0.1599	0.1328	0.1568	0.1328
尖石-平論文	0.1405	0.1401	0.1095	0.1401
尖石-司馬庫斯	0.1746	0.1444	0.1561	0.1444
尖石-錦路	0.147	0.1298	0.1252	0.1298
尖石-鎮西堡	0.1471	0.1397	0.1083	0.1397
復興-三光2	0.1287	0.1422	0.1069	0.1422
復興-高坡	0.2047	0.1728	0.1614	0.1728
RMSE	0.0231		0.0259	

土樣名稱	ALL		Class2	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
大溪-滴仔溝	0.2663	0.2263	0.248	0.2263
苗栗-武榮村1	0.227	0.2366	0.1818	0.2366
南投-坪林	0.1268	0.1315	0.1227	0.1315
南投-集集1	0.0798	0.1594	0.1569	0.1594
復興-上巴陵2	0.1139	0.1332	0.1531	0.1332
復興-三民1	0.2529	0.2292	0.1579	0.2292
復興-高義	0.1982	0.1863	0.1175	0.1863
RMSE	0.039		0.048	

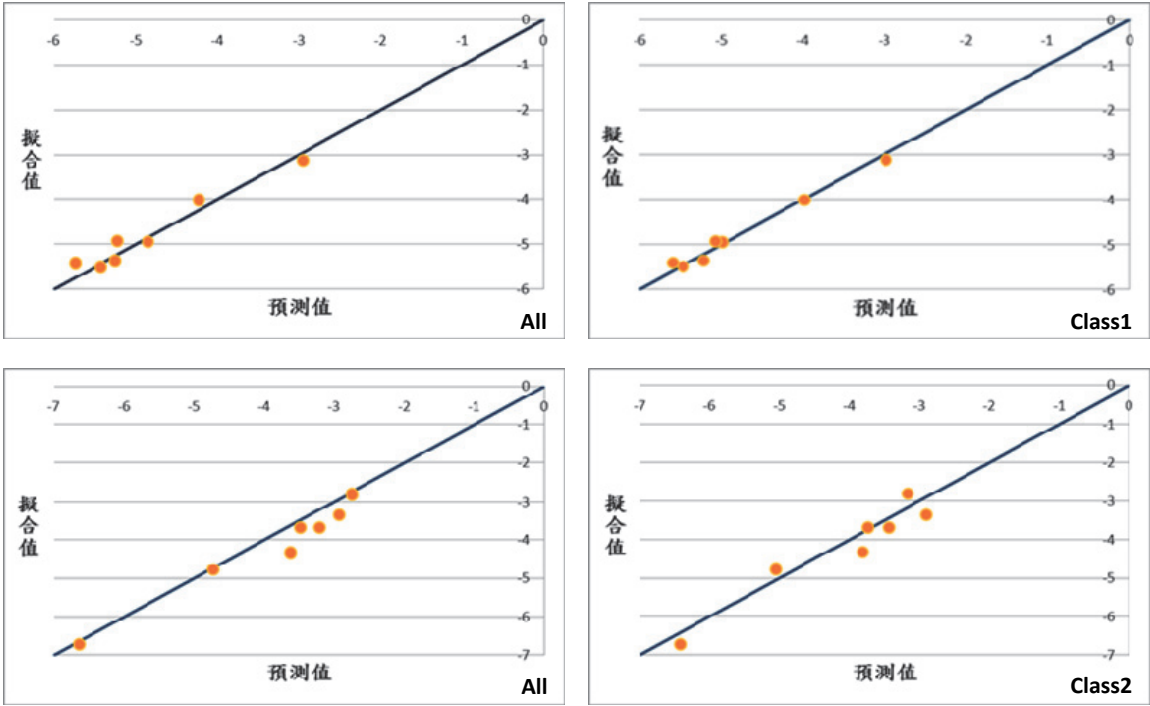


圖 3 驗證組無偏估計線點位分佈情形— $\ln(\alpha)$
Fig.3 The unbiased estimate line of validations— $\ln(\alpha)$

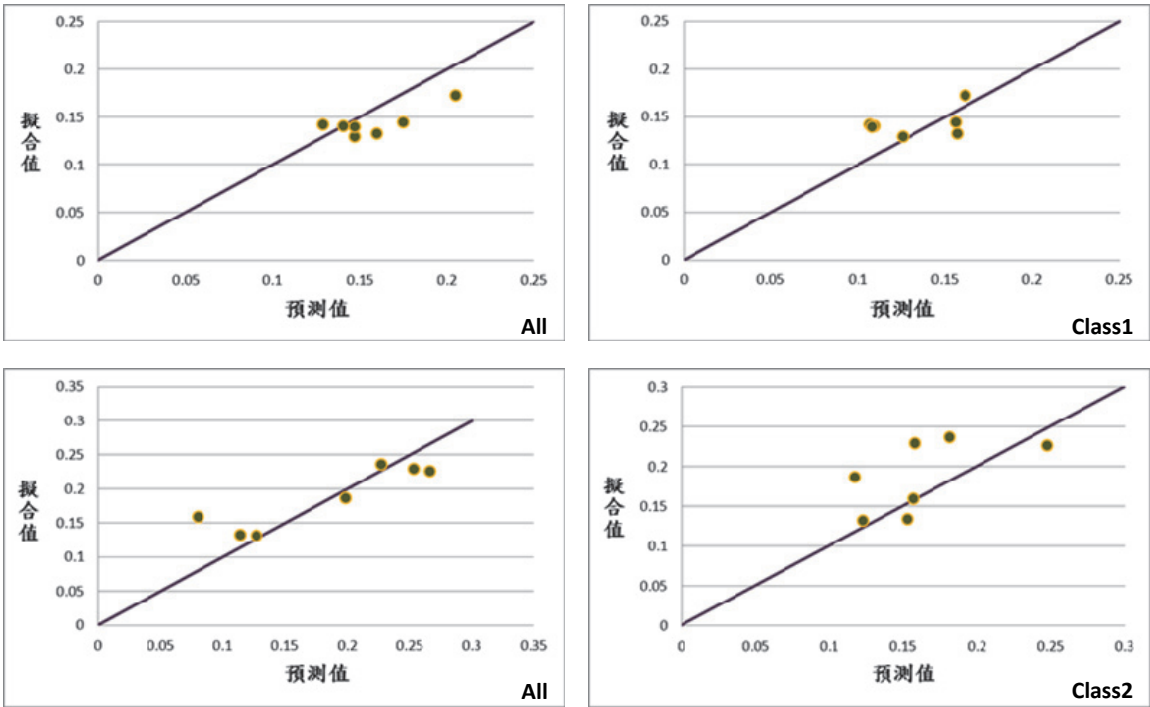


圖 4 驗證組無偏估計線點位分佈情形— $\ln(n)$
Fig.4 The unbiased estimate line of validations— $\ln(n)$

於 vG-Model 內為次方項而非一般項有關，導致推估 n 值之模式時即有不確定性存在，但黏粒含量之影響仍不可忽視，後續相關研究應對 n 值與 C 值進行深入探討，再行進一步分析，以期模式能更為準確。

5. 區域性連續土壤轉換函數之比較

由於土壤會因不同區域有不同性質，產生的 Continuous PTFs 也具有區域性，故稱區域性 Continuous PTFs。本研究以粒徑分布範圍發展 Continuous PTFs，經由驗證結果顯示整體而言可判定為能提升模式之預測力，因此進一步與區域性發展之 Continuous PTFs 進行比較，界定何種發展方式具有明顯精進模式之效果。吳晟哲 (2010) 為國內首次以區域性基礎發展 Continuous PTFs 之研究，其研究試區為石門水庫集水區，皆為中質地土壤，而本研究之驗證組中有 11 筆資料屬此範圍之土樣，故以此做為比較預測力之依據，預測力之比較同樣以 RMSE 與無偏估線進行探討。吳晟哲 (2010) 發展之模式如表 12 所示，RMSE 計算結果與無偏估線圖如表 13、表 14、圖 7 與圖 8 所示。

參數 α 之預測力比較，觀察表 13 可知粒徑分布分組發展之模式，僅有復興-上巴陵 2 預測誤差稍較區域性模式大，其餘點位預測皆為前者較佳，RMSE 亦明顯有進步之情形 (分別為 0.2411 與 0.4360)，其無偏估

線點位分布情形 (如圖 6) 顯示本研究之模式預測集中且均勻分布線之兩側，而區域性模式整體預測有低估之趨勢，集中度亦相對較差，故參數 α 之預測力可視為粒徑分布分組模式較佳；表 14 參數 n 之 RMSE 計算結果，區域性與本研究之模式分別為 0.0317 與 0.0263，雖然後者僅有降低些微之模式誤差，但由圖 7 無偏估線點位分布情形，可觀察出區域性集中度相對粒徑分布模式差，且其預測有高估之趨勢，本研究之模式則無，於參數 n 之預測，粒徑分布分組之模式確實更能提升預測力。

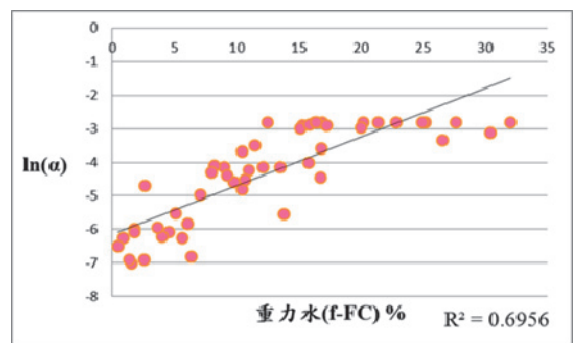


圖 5 重力水與 $\ln(\alpha)$ 之關係

Fig.5 The relationship between gravity water and $\ln(\alpha)$

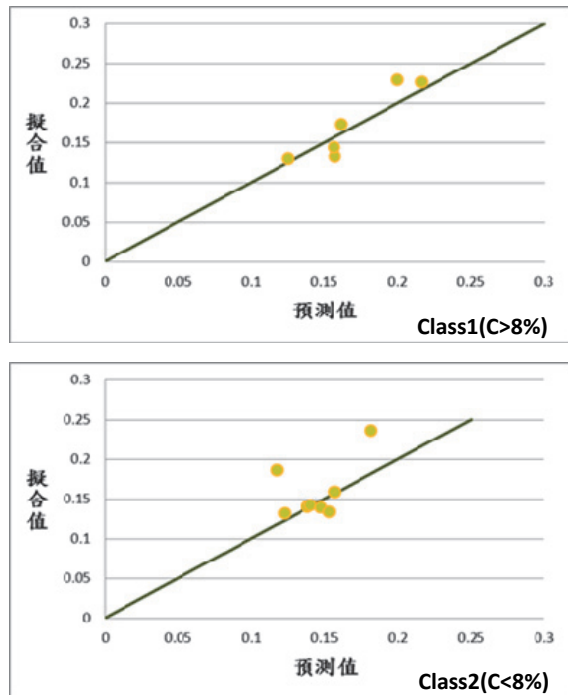
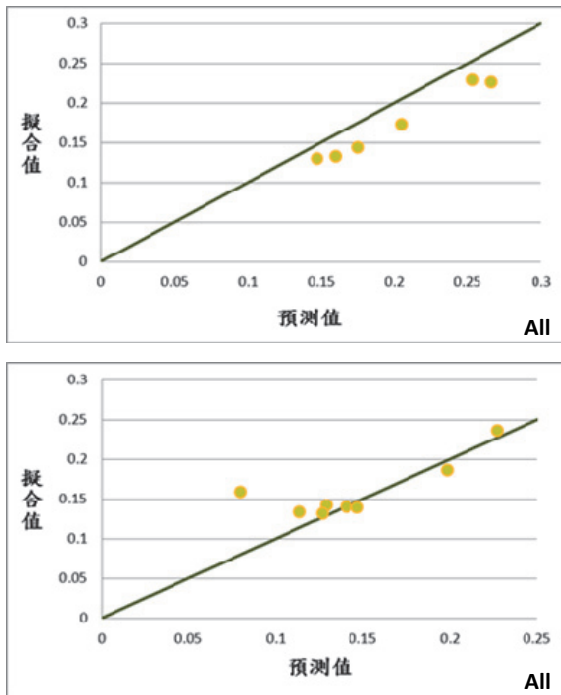


圖 6 重新分配驗證組無偏估線點位分布情形— $\ln(n)$

Fig.6 The unbiased estimate line of regrouped validations— $\ln(n)$

表 11 重新分配之驗證組 RMSE 計算結果

Table 11 Values of RMSE calculated from regrouped validations

土樣名稱	ALL		Class1(C>8%)	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
尖石-玉峰4	0.2663	0.2263	0.2158	0.2263
尖石-平論文	0.1599	0.1328	0.1568	0.1328
尖石-司馬庫斯	0.1746	0.1444	0.1561	0.1444
尖石-錦路	0.147	0.1298	0.1252	0.1298
尖石-鎮西堡	0.2529	0.2292	0.1997	0.2292
復興-三光2	0.2047	0.1728	0.1614	0.1728
復興-高坡	0.2663	0.2263	0.2158	0.2263
RMSE	0.032		0.0192	

土樣名稱	ALL		Class2(C<8%)	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
大溪-滿仔溝	0.1405	0.1401	0.1384	0.1401
苗栗-武榮村1	0.1471	0.1397	0.1474	0.1397
南投-坪林	0.1287	0.1422	0.1402	0.1422
南投-集集1	0.1139	0.1332	0.1531	0.1332
復興-上巴陵2	0.227	0.2366	0.1818	0.2366
復興-三民1	0.1268	0.1315	0.1227	0.1315
復興-高義	0.0798	0.1594	0.1569	0.1594
RMSE	0.3932		0.3715	

表 12 吳晟哲 (2010) 土壤轉換函數

Table 12 Wu (2010) pedotransfer functions

vG 模式參數與基本性質迴歸式	
$\ln(a) = -6.433 - 0.177 \cdot (OM)^{-1} - 8642.344 \cdot (f)^{-1} + 21.376 \cdot \sqrt{BD} - 187.755 \cdot FC^{-1} - 0.269 \cdot BD \cdot FC$	
$\ln(n) = 7.252 + 0.968 \cdot BD + 0.063 \cdot C + 0.026 \cdot (OM)^{-1} - 109.785 \cdot f^{-1} - 0.453 \cdot \sqrt{C} - 3.73 \cdot (C^2)^{-1} - 1.118 \cdot \ln(FC) + 0.001 \cdot BD \cdot Sa + 0.025 \cdot BD \cdot FC - 0.04 \cdot BD \cdot f$	

表 13 $\ln(a)$ 之 RMSE 計算結果

Table 13 Values of RMSE calculated form $\ln(a)$

土樣名稱	吳晟哲 (2010)		粒徑分布範圍分組	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
大溪-滿仔溝	-6.1281	-6.7254	-6.4144	-6.7254
尖石-玉峰4	-5.6549	-5.4037	-5.593	-5.4037
尖石-司馬庫斯	-5.557	-5.4968	-5.465	-5.4968
尖石-平論文	-4.9473	-5.3602	-5.2179	-5.3602
尖石-錦路	-5.1405	-4.9477	-4.9856	-4.9477
尖石-鎮西堡	-3.4546	-4.0118	-3.9843	-4.0118
復興-上巴陵2	-4.6645	-4.7677	-5.0533	-4.7677
復興-三民1	-3.7058	-4.32	-3.8101	-4.32
復興-三光2	-4.7184	-4.9199	-5.0726	-4.9199
復興-高坡	-2.6824	-3.119	-2.9839	-3.119
復興-高義	-3.1093	-3.6929	-3.4871	-3.6929
RMSE	0.436		0.2411	

表 14 $\ln(n)$ 之 RMSE 計算結果

Table 14 Values of RMSE calculated form $\ln(n)$

土樣名稱	吳晟哲 (2010)		粒徑分布範圍分組	
	預測值	擬合值	預測值	擬合值
大溪-滿仔溝	0.2238	0.2263	0.2158	0.2263
尖石-玉峰4	0.1808	0.1328	0.1568	0.1328
尖石-司馬庫斯	0.1535	0.1444	0.1474	0.1444
尖石-平論文	0.139	0.1401	0.1384	0.1401
尖石-錦路	0.0987	0.1298	0.1252	0.1298
尖石-鎮西堡	0.1258	0.1397	0.1474	0.1397
復興-上巴陵2	0.1127	0.1332	0.1531	0.1332
復興-三民1	0.1566	0.2292	0.1997	0.2292
復興-三光2	0.1185	0.1422	0.1402	0.1422
復興-高坡	0.158	0.1728	0.1614	0.1728
復興-高義	0.1878	0.1863	0.1175	0.1863
RMSE	0.0317		0.0263	

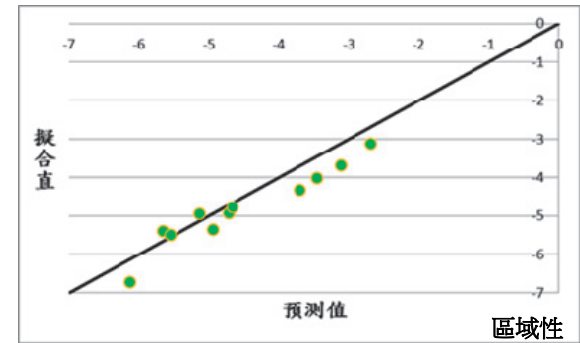
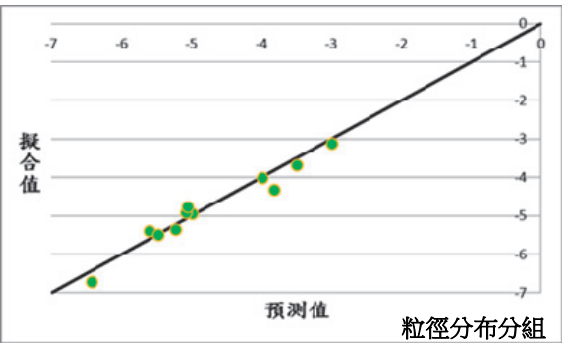


圖 7 驗證組無偏估計線點位分佈情形— $\ln(a)$

Fig.7 The unbiased estimate line of validations— $\ln(a)$



粒徑分布分組

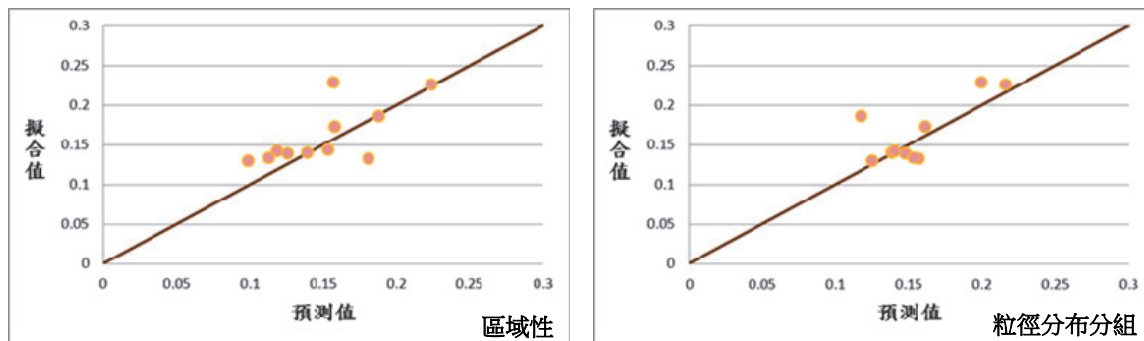


圖 8 驗證組無偏估線點位分布情形— $\ln(n)$

Fig.8 The unbiased estimate line of validations— $\ln(n)$

結 論

本研究由蒐集文獻與彙整土樣至實驗與分析階段，最後進行驗證與比較之結論整理如下：

1. 使用群集分析界定土樣粒徑分布範圍，能有效解決三角質地圖界限之質地判斷問題，亦能賦予土樣具有數學意義之分類。
2. 觀察三組參數 α 之迴歸式，式中挑選之因變數項約 2 至 4 項，其調整後判定係數皆能達八成左右，顯示運用逐步迴歸分析能簡化模式卻不失解釋力之效果。進一步探討參數 α 與因變數之關係，發現重力水與 $\ln(\alpha)$ 具有線性關係。
3. 經由驗證組 RMSE 計算結果與觀察無偏估線點位分布情形，顯示參數 α 分組發展模式確實能降低誤差提升預測力，而參數 n 則無此情形，但若依黏粒含量 8% 為分界，將驗證組土樣重新分配後代入模式進行比較，結果為黏粒含量大於 8% 之分組模式有明顯增進預測力之情形，小於 8% 則否， n 值之預測尚無法界定分組模式是否較佳，其可能與參數 n 於 vG-Model 中屬次方項，導致推估模式時常有準確率低及不確定性等問題，而以黏粒含量 8% 為界線之情況僅應用在本研究所收集之土樣，建議未來可以採取更多的土樣樣本來確定黏粒分界之範圍。
4. 比較本研究與區域性發展之模式，結果顯示粒徑分布範圍分組之模式於參數 α 與 n 之預測皆較佳，表示本研究發展之模式確實能提升參數 α 與 n 之預測力。

參考文獻

- [1] 林明毅 (2011)，「土壤轉換函數應用於水分特性曲線之研究」，國立中興大學水土保持學系研究所碩士論文。(Lin, M.Y. (2011). *A Study of Pedo-transfer Function Application for Estimating Water Characteristic Curve*. Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese))
- [2] 吳晟哲 (2010)，「土壤水力性質轉換函數—以石門水庫集水區為例」，國立中興大學水土保持學系研究所碩士論文。(Wu, C.J. (2010). *A Study of Soil Hydraulic Properties Transform Function: A Case Study at Shihmen Reservoir Watershed Soils*. Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese))
- [3] 洪靖惠 (2008)，「土壤水分特性曲線參數與物理性質關係之研究」，國立中興大學水土保持學系研究所碩士論文。(Hunz, C.H. (2008). *Relationship of Soil Water Characteristic Curve Parameters and Soil Physical Properties*. Master Thesis, National Chung Hsing University, Taiwan, ROC. (in Chinese))
- [4] Cornelis, W.M., Ronsyn, J., van Merivenne, M., and Hartmann, R. (2001). "Evaluation of pedotransfer functions for predicting the soil moisture retention curve." *Soil Sci. Soc. Am. J.* 65, 638-648.
- [5] Cuenca, R.H., Ek, M., and Mahrt, L. (1996). "Impact of soil water property parameterization on atmospheric boundary layer simulation." *J. Geophys. Res.* 101, 7269-7277.

- [6] Devore, J.L., and Berk, K.N. (2012). "Modern Mathematical Statistics with Applications." Springer.
- [7] Matula, S., and Špongrová, K. (2007). "Pedotransfer function application for estimation of soil hydro-physical properties using parametric methods." *Plant Soil Environ* 53, 149-157.
- [8] Merdun, H. (2006). "Pedotransfer functions for point and parametric estimations of soil water retention curve." *PLANT SOIL ENVIRON.* 52, 2006 (7), 321-327.
- [9] Saxton, K.E., and Rawls, W.J. (2006). "Soil Water Characteristic Estimates by Texture and Organic Matter for Hydrologic Solutions." *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70, 1569-1578.
- [10] van Genuchten, M. Th. (1980). "A closed form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils." *Soil Sci. Soc. of Am. J.*, 44, 892-898.
- [11] Wösten, J.H.M., Finke, P.A. and W. Jansen, M.J. (1995). "Comparison of class and continuous pedotransfer functions to generate soil hydraulic characteristics." *Geoderma* 66, 227-237.
- [12] Wösten, J.H.M., Lilly, A., Nemes, A., and Le Bas, C. (1999). "Development and use of a database of hydraulic properties of European soil." *Geoderma* 90, 169-185.
-
- 2013 年 01 月 30 日 收稿
2013 年 03 月 07 日 修正
2013 年 07 月 15 日 接受
(本文開放討論至 2014 年 6 月 30 日)